

基于 Hopfield 神经网络算法的航线优化研究

王佳莹¹, 谢溪凌², 陈定方³

(1. 上海交通大学 中美物流研究院, 上海 200030; 2. 上海交通大学 机械与动力工程学院, 上海 200240;
3. 武汉理工大学 物流工程学院, 湖北 武汉 430063)

摘要: 采用连续型 Hopfield 神经网络算法航线进行优化设计, 综合考虑航线运价以及路程的约束条件, 设计最优航线。考虑构造相应置换矩阵, 将目标函数以及约束条件作为构造条件设计相对应的能量函数, 将问题的最优解映射到神经网络的稳定状态上, 采用 MATLAB 软件进行算法的编程和求解, 最终得出单位路程运价最低的航线优化方案。

关键词: Hopfield; 能量函数; 航线优化; 神经网络

中图分类号: U659

文献标识码: A

Shipping route optimization based on Hopfield neural network algorithm

WANG Jiaying¹, XIE Xiling², CHEN Dingfang³

(1. Sino-US Global Logistics Institute, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200030;
2. School of Mechanical and Dynamic Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;
3. School of Logistics Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China)

Abstract: The continuous Hopfield neural network algorithm is adopted to optimize the shipping route, taking both freight rate and distance into account to find optimization shipping route. Considering the corresponding displacement matrix, the objective function and the constraint condition are used as the corresponding condition structure energy function. The optimal solution of the problem is mapped to the steady state of the neural network. The research gained a lowest per-unit path tariff optimization with MATLAB, which provides a new insight into the refrigerated transport route planning.

Key words: Hopfield; energy function; shipping route optimization; neural network

全球金融危机之后, 航运市场一度陷入低迷状, 班轮公司控制运营成本和提高运营效率的愈发迫切。航线规划作为国际航运市场研究的重要领域之一, 对于节约成本、提高经济效益有着重要影响, 受到航运界学者的普遍关注。

近年来, 诸多学者采用众多相关模型对航线优化进行求解, 如张金水^[1]等人采用蚁群算法和遗传算法相结合来计算最优航线; 焦新龙^[2]等人针对航线配船问题以最小经营成本为目标建立优化模型; 杨华龙^[3]等人在求解旅行商问题的基础上建立优化模型算法; 陈康^[4]等人基于遗传算法与线性规划优化算法进行模型求解。Song 和 Drake^[5]研究了港口未确定时间窗的航线优化模型。以往研究中, 航线优化问题的目标多为单纯的成本或路程, 本文将结合多目标对航线进行优化。

航线优化问题作为路径规划问题的一种, 根据问题的不同性质可将其归类为 VRP(Vehicle Routing Problem)、VSP(Vehicle Scheduling Problem) 和 TSP(Traveling Salesman Problem)。本文假设船舶需要进行回航, 即将航线优化问题转化为 TSP 问题。

针对 TSP 问题, 近年来人工智能算法被大范围的应用于该问题的大量数据求解中。而在人工智能算法中, 蚁群算法、遗传算法以及神经网络算法等应用较为广泛。对比蚁群算法, Hopfield 神经网络算法具有对网络参数敏感性较低的特点, 从而避免了大规模问题中需要对相应参数进行实验求解的环节, 能够广泛适用。对比遗传算法, Hopfield 神经网络算法在求解时对数据规模要求相对较低, 在数据规模较少的时候也能

收稿日期: 2017-06-09

作者简介: 王佳莹(1992-), 女, 硕士生, kayneverland@sjtu.edu.cn.

通信作者: 陈定方(1946-), 男, 教授, 博士生导师, cadcs@126.com.

够进行良好的优化操作,算法的数据弹性更大。人工神经网络具有自适应强、自组织和自学习程度高的优点,具有良好的收敛性、收敛的平稳性,其在求解最优化问题上的计算效率比较高,而且能够广泛使用。

本文采用连续型 Hopfield 神经网络算法对航线进行优化设计,构造相应置换矩阵,将目标函数以及约束条件作为构造条件设计相对应的能量函数,将问题的最优解映射到神经网络的稳定状态上,采用 MATLAB 软件进行算法的编程和求解,最终得出了单位路程运价最低的航线优化方案。

1 Hopfield 神经网络

1.1 算法原理

连续型 Hopfield 神经网络用来求解优化问题,其基本的工作原理为数据在串行的工作状态下,将 $2n$ 个初始状态的数组映射到另一个稳定的集合中。当计算最后的能量函数数值成为最小,则优化问题求解成立。

基于连续型 Hopfield 神经网络的能量函数所具有的数学含义,将一个最优化问题的目标函数通过一定方式改变为相应网络的能量函数,把问题的变量与相应的网络状态相对应,然后通过构造特定的能量函数把约束条件联系到人工神经网络的稳定状态之中。

连续型 Hopfield 模型如图 1 所示,是以电路模拟生物神经网络。该电路模型中的每一个神经元通过一定的电路组成来进行模拟,通过是由一个运算放大器以及若干的电阻和电容组成。

应用连续性 Hopfield 神经网络求解目标函数的步骤如下,首先进行问题分析,对需要解决的具体问题进行分析,通过分析将神经网络的输入和输出信息与优化问题的目标进行对应;其次,构造网络能量函数,将其最小值映射为目标函数的最优解;第三,设计网络结构:通过得到的能量函数以及网络稳定条件,对网络参数进行设计,微分求得相应动力学方程;最后进行硬件实现或软件模拟。

1.2 算法模型

根据基尔霍夫电流定律,写出带有 N 个节点的连续型 Hopfield 模型的神经元状态变量的动态变化方程为

$$\begin{cases} C_i \frac{dU_i}{dt} = \sum_{j=1}^N T_{ij} V_j - \frac{U_i}{R_i} + I_i & i = 1, 2, 3, \dots, N. \\ V_i = g_i(U_i) \end{cases} \quad (1)$$

式中 U_i 是第 i 个神经元运算放大器的输入电压; V_i 是第 i 个神经元运算放大器的输出电压; C_i 是第 i 个神经元运算放大器的输入电容; I_i 是第 i 个神经元运算放大器的固定输入电流; R_i 为神经元的传递电阻; T_{ij} 为权系数,是一个对称矩阵。

连续型 Hopfield 模型的神经元的传递函数通常是连续而且有界的,在计算中一般采用 Sigmoid 函数:

$$S(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}. \quad (2)$$

或者双曲线正切函数:

$$T(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}. \quad (3)$$

其能量函数为

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N T_{ij} V_i V_j - \sum_{i=1}^N V_i I_i + \sum_{i=1}^N \frac{1}{R_i} \int_0^{V_i} f^{-1}(V) dV. \quad (4)$$

这里的能量函数并不是常规来讲物理意义上的能量,仅仅是在数学的表达方式上与物理意义上的能量函数相类似,连续型 Hopfield 神经网络的能量函数代表了整个网络能量状态的变化走势。

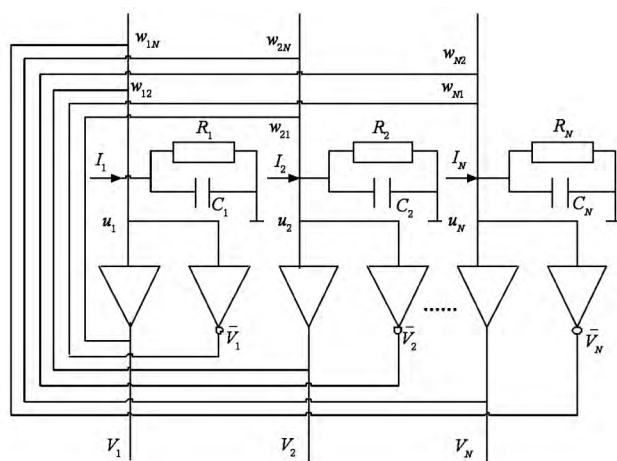


图1 连续型 Hopfield 电路模型

可证明,当传递函数 $g(x)$ 达到连续且单调递减时,当 $C_i > 0$ 则有 $\frac{dE}{dt} \leq 0$ 且当 $\frac{dV_i}{dt} = 0$ 时, $\frac{dE}{dt} = 0$ 。

2 Hopfield 神经网络航线优化算法

2.1 问题描述

能量函数的构建是 Hopfield 神经网络能否用于某个确定的优化问题继而进行求解的关键。一般通过优化理论,采用拉格朗日(Lagrange)乘子法进行构建,也就是通过具体问题的目标函数和约束条件的转化进行能量函数的编写。

假设某航运公司某条航线上共有 9 个港口,现需要对其进行航线顺序规划。首先构造适用于 Hopfield 神经网络的初始化置换矩阵。行相当于各个港口,列代表港口的调运顺序,构建的矩阵中的每一个元素都相当于神经网络中的神经元,则可用 $8 \times 8 = 64$ 个神经元构成的新的 Hopfield 神经网络求解。

结果矩阵中,矩阵含义为“1”表示该港口在航线全程中所居顺序,其余元素均为“0”。如表 1 例子所示,该航线顺序为 $C \rightarrow D \rightarrow H \rightarrow F \rightarrow E \rightarrow I \rightarrow A \rightarrow G \rightarrow B \rightarrow C$ 。

该矩阵特点为

- (1) 航线上每个港口仅可以经过一次,也就是每一行仅存在一个“1”,其余元素均为“0”;
- (2) 该航线每次只能经过一个港口,也就是每一列仅存在一个“1”,其余元素均为“0”;
- (3) 全部元素中“1”的总和为 n 。

表 1 航线调度置换矩阵举例

港口	1	2	3	4	5	6	7	8	9
A	0	0	0	0	0	0	1	0	0
B	0	0	0	0	0	0	0	0	1
C	1	0	0	0	0	0	0	0	0
D	0	1	0	0	0	0	0	0	0
E	0	0	0	0	1	0	0	0	0
F	0	0	0	1	0	0	0	0	0
G	0	0	0	0	0	0	0	1	0
H	0	0	1	0	0	0	0	0	0
I	0	0	0	0	0	1	0	0	0

2.2 能量函数构建

对航线调度的置换矩阵完成构造之后,需根据目标函数转化为对应的能量函数,在本文讨论的问题当中,能量函数方程需满足以下两个约束:

- (1) 首先满足置换矩阵的构造要求,就是矩阵的每一行每一列都只有一个“1”,整个矩阵中总共存在 n 个“1”;
- (2) 能量函数满足港口之间距离以及运输价格最小,模型中采用双变量影响,考虑了航线中两大关键影响因素,目标函数意义为单位路程的运价最低。

所考虑的两大影响因素都是出于对目前航线规划对运输成本及运输时间特性的考虑,运输距离最短可以保证货物能够在尽量少的时间里面完成运输过程,而运价最低则是出于对成本最低目标的考量。由上文所述,在公式中该双变量影响因素可表示为 p_{xy}/d_{xy} 。

进行能量函数构建的推导。明确了矩阵所表示的具体含义之后,各航线的总长度可表示为

$$Length = d_{CD} + d_{DH} + d_{HF} + d_{FE} + d_{EI} + d_{IA} + d_{AG} + d_{GB} + d_{CB} = \frac{1}{2} \sum_x \sum_{y \neq x} \sum_i d_{xy} V_{xi} V_{y, i+1} + \sum_x \sum_{y \neq x} \sum_i d_{xy} V_{xi} V_{y, i-1} \quad (5)$$

式中 d_{xy} 为各个港口之间的距离, V_{xi} 为矩阵中第 x 行的第 i 列元素,同理可知 $V_{y, i-1}$ 的数学含义。

通过分析约束的要求,进行能量函数的推导。根据约束(1)的要求,表达为

$$C_1(V) = \sum_x \sum_j \sum_{i \neq j} V_{xi} V_{xj} = 0. \quad (6)$$

$$C_2(V) = \sum_i \sum_x \sum_{x \neq y} V_{xi} V_{yi} = 0. \quad (7)$$

$$C_3(V) = \left(\sum_x \sum_i V_{xi} - N \right)^2 = 0. \quad (8)$$

式(6)表示每个港口所在的行只存在一个“1”,代表航线中每个港口经过一次;式(7)表示矩阵每一列只存在一个“1”,代表只存在一条航线;式(8)表示矩阵中共有 n 个“1”。

根据约束(2)的要求,可得出目标函数的优化形式如下式:

$$C(v) = \min \left[\sum_x \sum_{y \neq x} \sum_i \frac{p_{xy}}{d_{xy}} V_{xi} (V_{y, i+1} + V_{y, i-1}) \right]. \quad (9)$$

考虑到航线的回航问题,对 n 下标进行取模计算,让航线的最后一个港口与第 1 个港口进行连接,如式 (10) 所示:

$$V_{x, n+1} = V_{x, 1} \quad (10)$$

由上述推导可得出对应的能量函数如下:

$$E = \frac{A}{2} \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N \sum_{j \neq i} V_{xi} V_{xj} + \frac{B}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{x=1}^N \sum_{y \neq x} V_{xi} V_{yi} + \frac{C}{2} \left(\sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N V_{xi} - N \right)^2 + \frac{D}{2} \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N \sum_{y \neq x} \frac{p_{xy}}{d_{xy}} V_{xi} (V_{y, i+1} + V_{y, i-1}) \quad (11)$$

针对航线优化,可构建出对应的 Hopfield 神经网络模型。上文已经完成了神经元的置换矩阵构造以及能量函数推倒。为简化编程,改变能量函数表达形式,用如下表现形式来代替原始能量函数,使其符合编程要求。根据要求构造出相应能量函数如式 (12) 所示:

$$E = \frac{A}{2} \sum_{x=1}^N \left(\sum_{i=1}^N V_{xi} - 1 \right)^2 + \frac{A}{2} \sum_{x=1}^N \left(\sum_{i=1}^N V_{yi} - 1 \right)^2 + \frac{D}{2} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N \sum_{i=1}^N V_{xi} \frac{p_{xy}}{d_{xy}} V_{y, i+1} \quad (12)$$

式中第 1 项和第 2 项分别满足约束 (1) 的要求,第 3 项则满足约束 (2) 的要求。随着网络的收敛,当能量到达最小时,构成的置换矩阵所得单位路程运价最低。

计算得出对应动态方程:

$$\frac{dU_{xi}}{dt} = -\frac{\partial E}{\partial V_{xi}} = -A \left(\sum_{i=1}^N V_{xi} - 1 \right) - A \left(\sum_{i=1}^N V_{yi} - 1 \right) - D \sum_{y=1}^N \frac{p_{xy}}{d_{xy}} V_{y, i+1} \quad (13)$$

模型中神经元的输入电压为 U_{xi} ,设置其初始值 $U_0 = 0.02$,在迭代过程中, $U_{xi}(t) = U'_0 + \delta_{xi}$;神经元的输出电压为 V_{xi} ,求解采用函数,如式 (14):

$$V_{xi}(t) = \frac{1}{2} \left(1 + \tanh \left(\frac{U_{xi}(t)}{U_0} \right) \right) \quad (14)$$

2.3 算法步骤

算法的流程如图 2 所示。对航线的连续型 Hopfield 神经网络算法的求解步骤如下:初始化参数,设置初值和权值 $t=0$, $A=1.5$, $D=1.0$, $U_0=0.02$;读入 8 个港口坐标、距离 d_{xy} 以及运输价格 p_{xy} ;神经网络输入 $U_{xi}(t)$ 初始化, $U_{xi}(t) = U'_0 + \delta_{xi}$, $x, i=1, 2, \dots, N$ 。其中 $U'_0 = \frac{1}{2} U_0 \ln(N-1)$, N 为港口数量, δ_{xi} 为 $(-1, 1)$ 区间随机值;利用动态方程计算 dU_{xi}/dt ;根据一阶欧拉法计算 $U_{xi}(t+1)$;计算 $V_{xi}(t)$;计算能量函数 E ;对得出的路径的合法性进行检验,同时对算法迭代终止与否进行判断,如果还没有则返回到动态方程的计算;求解完成后,程序分别输出输出迭代次数、最终能量值、最优解数值、单位路程运价数据等。

3 航线优化算例

3.1 算例描述

应用 Hopfield 神经网络航线优化算法进行实例研究,选定大连港、天津港、青岛港、宁波港、上海港、福州港 6 个核心港口作为算例航线优化上所需要经过的港口。某船公司某条航线需要对以上 6 个港口进行顺序安排以得出最优航线。根据目前实际情况,港口间运价和航线距离如表 2~3 所示^[6]。假设算例中所有航线均使用同类船舶,并在到港后在 1 d 内装船和卸船,以运输距离最短以及运价最低为考量,制定最优航线计划。

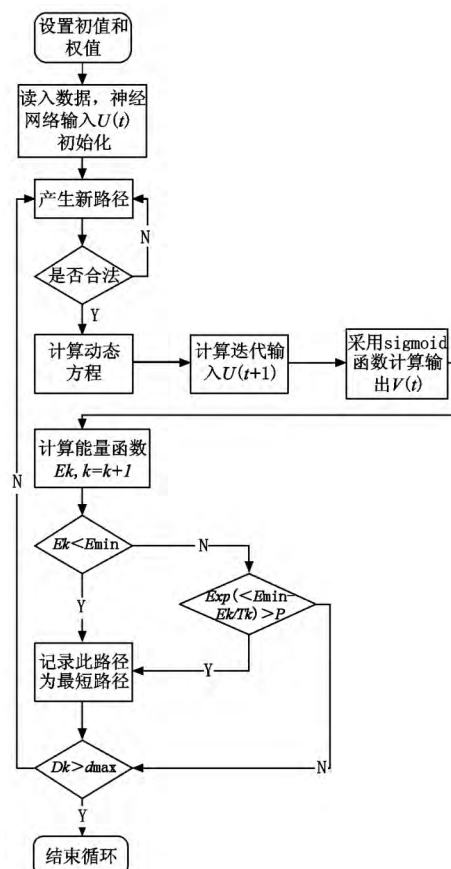


图2 Hopfield 神经网络算法步骤

表 2 港口间运价 美元/TEU

港口	天津	大连	青岛	上海	宁波	福冈
天津	0	50	60	150	160	200
大连	50	0	65	140	150	120
青岛	60	65	0	130	140	110
上海	150	140	130	0	20	100
宁波	160	150	140	20	0	120
福冈	200	120	110	100	120	0

表 3 港口间距离 km

港口	天津	大连	青岛	上海	宁波	福冈
天津	0	385	445	1787	1898	1812
大连	385	0	521	1657	1773	1240
青岛	445	521	0	1361	1481	1121
上海	1787	1667	1361	0	120	1098
宁波	1898	1773	1481	120	0	1231
福冈	1812	1240	1121	1098	1231	0

3.2 算例结果

对以上算例进行 MATLAB 编程 经过 MATLAB 仿真之后 得到结果如图 3 所示。

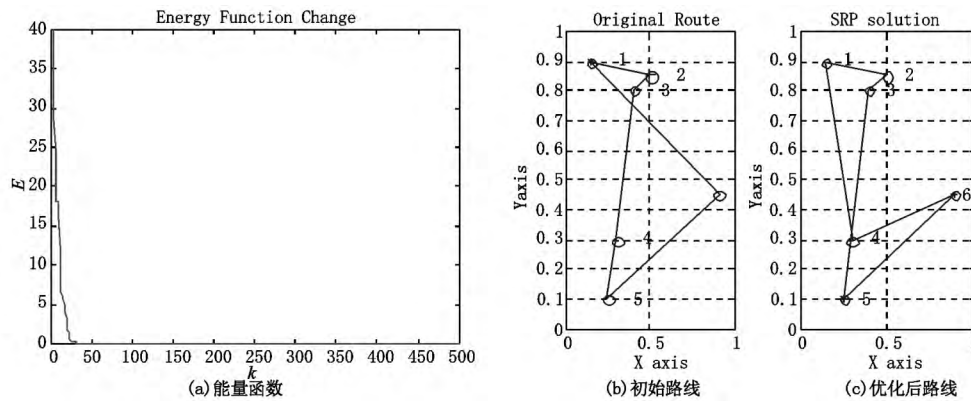


图 3 能量函数及航线仿真结果

仿真结果显示 ,能量函数降到最低时 ,最优解将单位路程运价从 0. 1949 降至 0. 1315 ,有效降低了 32. 5% ,寻优路径矩阵显示最终优化航线是宁波→福冈→上海→天津→大连→青岛。本算法计算效率高 ,算法结果能够有效降低运营成本 提高运营效率。

4 结束语

运用连续型 Hopfield 神经网络算法对航线进行优化设计 ,出于对目前航线规划对运输成本及运输时间特性的考虑 将运输距离最短以及运价最低作为算法最优解的目标函数及相应约束。构造相应置换矩阵 将目标函数以及约束条件作为构造条件设计相对应的能量函数 将问题的最优解映射到神经网络的稳定状态上 ,采用 MATLAB 软件进行算法的编程和求解 ,最终得出了单位路程运价最低的航线优化方案。该方法计算效率较高 适用范围广 ,自适应性强 ,为船公司航线计划制定提供了新的思路和依据。

参考文献:

- [1] 张金水 ,何立居 ,李启华 ,等. 蚁群算法和遗传算法结合的航线生成 [J]. 中国航海 ,2015 ,38(2) :9 -12.
- [2] 杨华龙 ,刘英 ,朱全英 ,等. 基于环绕模式的近洋集装箱班轮航线优化 [J]. 上海海事大学学报 ,2014 ,35(2) :33 -37.
- [3] 陈康 ,郭利泉 ,杨忠振. 基于混合航线结构的集装箱航线与空重箱运输综合优化模型 [J]. 系统工程理论与实践 ,2014 ,34(1) :122 -128.
- [4] 焦新龙 ,刘雪莲 ,王任祥 ,等. 国际班轮运输航线配船优化模型与蚁群算法 [J]. 交通运输工程学报 ,2013(6) :69 -75.
- [5] Song D P ,Li D ,Drake P. Multi-objective optimization for planning liner shipping service with uncertain port times [J]. Transportation Research Part E Logistics & Transportation Review ,2015 ,84: 1 -22.
- [6] 陈忱. 最优航线调度和集装箱船舶配载计划的决策支持系统 [D]. 天津: 天津理工大学 ,2012.
- [7] Luo T ,Qiang X ,She Y ,et al. A Membrane-Inspired Algorithm to Solve the Shipping Route Optimization Problem [J]. Journal of Computational & Theoretical Nanoscience ,2015 ,12(7) :1373 -1377.
- [8] Powell B J ,Perkins A N. Fleet deployment optimization for liner shipping: An integer programming model [J]. Maritime Policy and Management ,1997 ,24(2) :183 -192.
- [9] Tyagi P ,Agarwal G. Basic Structural Components in Optimization Model and Shipping Routing [J]. Social Science Electronic Publishing ,2016.
- [10] 周开利 ,康耀红. 神经网络模型及其 MATLAB 仿真程序设计 [M]. 北京: 清华大学出版社有限公司 ,2005.
- [11] 陈国良 ,王煦法 ,庄镇泉 ,等. 遗传算法及其应用 [M]. 北京: 人民邮电出版社 ,1996.

(武汉机械设计与传动学会第 25 届年会征文)